

Distress Bancário na União Europeia: modelo de risco financeiro

Por,

Andreia Sofia Miranda Vagos

DISSERTAÇÃO PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM
FINANÇAS E FISCALIDADE

Orientador: Prof. Dr. Francisco Vitorino

Coorientador: Prof. Dr. Elísio Brandão

2017

Nota Bibliográfica

Andreia Sofia Miranda Vagos nasceu a 31 de dezembro de 1992, em Coimbra.

Candidatou-se ao curso de gestão na Faculdade de Economia da Universidade de Coimbra, em 2011, tendo entrado na sua primeira opção. Terminou a licenciatura em 2014, com média de 15 valores.

Efetuiu um estágio de verão na organização Universidade de Coimbra - Divisão de Planeamento e Inserção Profissional, num total de 140 horas, no ano letivo 2011/2012.

A Universidade de Coimbra atribui aos 3 % dos melhores estudantes inscritos em cada curso de 1.º ciclo, mestrado integrado e mestrados de continuidade um prémio anual equivalente à diferença entre a propina máxima e a mínima, tendo ganho esse prémio no ano letivo 2013/2014.

Fez um estágio profissional num escritório de contabilidade enquanto estava a frequentar as unidades curriculares no Mestrado em Finanças e Fiscalidade na Faculdade de Economia da Universidade do Porto.

Neste momento trabalha numa empresa que fabrica móveis para hotelaria como técnica de tesouraria.

Agradecimentos

Há três anos iniciei um dos meus grandes objetivos e realizações pessoais e acadêmicas que sozinha nunca teria conseguido concretizar. Assim torna-se necessário agradecer a algumas pessoas que tiveram um papel importante e fundamental na sua realização, nomeadamente:

- Ao meu orientador, Professor Doutor Francisco Vitorino Martins, por toda a ajuda, sabedoria, paciência e otimismo. Ao Professor Doutor Elísio Brandão, meu co-orientador e diretor do mestrado, pelo incentivo à realização desta dissertação.

- À minha estrelinha, o meu pai, que esteja onde estiver, estará orgulhoso pela concretização deste objetivo, e que sem ele a guiar-me, não conseguia chegar ao fim desta etapa;

- À minha mãe, por tudo o que me deu e dá ao longo da vida, que sem isso, nunca teria conseguido chegar até aqui;

- Ao meu marido, que tem tido uma paciência inesgotável e me tem dado um apoio e uma força sem a qual nunca teria concluído esta etapa. Obrigado por seres o meu “porto de abrigo”;

- A todos os meus amigos, por toda a amizade e apoio que me deram;

- Ao tio Carlitos pelo apoio dado;

Além das pessoas mencionadas, existem uns seres, os meus meninos, a Lady, o Woody e a Kika que me ajudaram nos momentos de descontração.

Resumo

Esta investigação pretende determinar os fatores que influenciam o risco bancário e que conduzem há ocorrência de eventos de distress nas instituições bancárias da Zona Euro. Pretende-se criar um modelo de alerta de dificuldades financeiras tendo como objetivo a antevisão da ocorrência de eventos distress. Este modelo ajuda a detetar com antecipação a ocorrência de problemas financeiros, e assim, os órgãos de gestão da instituição financeira e os supervisores bancários, poderão tomar medidas necessárias atempadamente para a resolução desse problema.

Tendo por base um conjunto de dados de distress bancário obtidos através da base de dados Bankscope, este trabalho permite identificar quais os riscos e determinantes de solidez bancária, que serão aplicados na Zona Euro, analisando o período de tempo compreendido entre 2000 e 2015.

Além disto, pretende-se comparar os resultados com os de uma subamostra, denominada por “Amostra de Crise” compreendida no período de 2009 a 2014.

Vamos conjugar os indicadores CAMELS com indicadores não CAMELS e o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ), também designado por OLS, para construir o modelo de alerta das dificuldades financeiras. Foi possível identificar que os indicadores CAMELS têm uma grande capacidade explicativa em determinar as situações de risco bancário, de forma a construir um modelo mais eficiente. Além destes fatores, é de importante relevância enunciar que o não financiamento de depósitos, a diversificação da receita, o tamanho da instituição financeira e o retorno do investimento têm influencia no risco bancário.

Palavras-chave: Distress bancário; Risco Bancário; Indicadores CAMELS; OLS; Z-score

Abstract

This investigation intends to determine the factors that influence bank risk and that will lead to the exhibition of distress events in the Eurozone's bank institutions.

It's intended to create a warning model for financial difficulties whose aim is to forecast the occurrence of distress events. This model helps to detect financial problems prior to their occurrence, there for the bank institutions management and the bank supervisors will be able to take the necessary measures to solve those problems timely.

Having has a base a series of data about bank distress acquired through Bankscope's data base, this work allows you to identify which are the risks and the determinants of bank solidity, applied in the Eurozone, by analysing the period between 2000 and 2015.

Furthermore, it's intended to compare the results with the ones from a subsample, denominated has the "Crisis Sample" between the period of 2009 to 2014.

We will conjugate the CAMELS indicators with the non-CAMELS indicators and utilize the Ordinary Least Squares Method (MMQ), also represented to OLS, to build the warning model for financial difficulties. It was possible to identify that the CAMELS indicators have a great explanatory capacity to determinate risk situations in banks, in order to build a more efficient model. Besides these factors, it's relevantly important to enunciate that the non deposit funding, the revenue diversification, the financial institution size and the return on investment have influence in the bank's risk.

Keywords: Bank distress; Bank risk; CAMELS Indicators; OLS; Z-score

Índice

1.	Introdução	1
2.	Revisão da Literatura	4
3.	Metodologia	10
3.1	Dados e Amostra	10
3.2	Variáveis	12
3.3	Especificação do Modelo	15
4.	Resultados Empíricos.....	16
4.1	Método OLS aplicado a toda a amostra	16
4.2	Método OLS aplicado à “amostra de crise”	22
5.	Conclusão.....	24
6.	Bibliografia	26

Índice de Tabelas

Tabela i: Número de Bancos Ativos e de Observações por País da Zona Euro	11
Tabela ii: Designação das variáveis explicativas	14
Tabela iii: Z-Score	17
Tabela iv: Estimação modelo incluindo todas as variáveis	18
Tabela v: Modelo Final	19
Tabela vi: Sinais Esperados	20
Tabela vii: Modelo inicial da "amostra de crise"	22
Tabela viii: Modelo final da "amostra de crise"	23

1. Introdução

A crise financeira mundial que teve origem em 2008 nos Estados Unidos teve um forte impacto em toda a União Europeia. Esta originou uma grande instabilidade económica e financeira o que tornou as instituições bancárias bastante vulneráveis.

Esta crise financeira demonstrou a evidência da necessidade de uma identificação precoce dos bancos que se encontravam numa situação frágil a nível financeiro, denominando-os assim, como bancos fracos.

A identificação da situação de fragilidade dos bancos atempadamente torna-se bastante importante pois permite uma redução dos custos de resgate.

A recente crise financeira tem demonstrado a necessidade de uma melhor regulação e supervisão do sector bancário da União Europeia, em particular na zona euro. Embora a regulação bancária na União Europeia foi inicialmente harmonizada com sucessivas diretivas (especialmente após o plano de ação dos Serviços Financeiros em 1999), a maioria dos instrumentos de política na zona euro manteve-se ao nível nacional.

Em 2010-2011 a crise financeira transformou-se na crise da dívida da Zona Euro, tornando claro que era necessária uma integração mais profunda do sistema bancário. Os países da zona euro tinham soluções nacionais contraditórias que conduziram à fragmentação do mercado único de serviços financeiros, que por sua vez contribuíram para as perturbações no crédito à economia real. Os problemas no sector bancário foram extremamente severos desencadeando níveis record de desemprego, dando lugar à Grande Recessão.

Com a severa crise financeira que a União Europeia atravessava, em 2012, as autoridades da UE criaram um quadro financeiro integrado, denominado por União Bancária, para restaurar a confiança nos bancos e no euro. A União Bancária tem atualmente dois elementos, o Mecanismo Único de Supervisão (MUS) e o Mecanismo Único de Resolução (MUR). O MUS supervisiona os bancos de maior dimensão e mais importantes da área do euro, diretamente a nível europeu, enquanto o MUR tem por objetivo a

resolução dos bancos insolventes, de uma forma ordenada, com custos mínimos para os contribuintes e para a economia real. Um terceiro elemento, o Sistema Europeu de Seguro de Depósitos (EDIS), será constituído com base nos atuais sistemas nacionais de garantia de depósitos, sendo introduzido gradualmente, acompanhado por salvaguardas rigorosas e por medidas com vista a reduzir os riscos bancários.

Foram implementadas regras comuns para todas as instituições financeiras da União Europeia, passando por requisitos ao nível de capital, requisitos ao nível de uma maior proteção para os depositantes e ferramentas para tratar de falências das instituições de crédito.

Com o objetivo de dar resposta à problemática apresentada anteriormente, este artigo fornece dados sobre os fatores de risco bancário, e de que forma a partir destes, é possível criar um modelo de risco, que visa produzir informações com o objetivo de minimizar os custos inerentes à crise financeira bancária. Assim, definimos o risco bancário como a probabilidade de um banco entrar em incumprimento. Nesse sentido, usamos uma proxy de risco bancário, com recurso à contabilidade, o Z-score.

O indicador Z-score tem sido frequentemente utilizado na literatura empírica para refletir a probabilidade de um banco entrar em distress.

Este trabalho visa complementar os estudos anteriores, sobre risco bancário na Zona Euro, analisando o período de tempo compreendido entre 2000 e 2015. Pretende-se analisar uma subamostra, denominada por “Amostra de Crise”, que analisa o período de tempo entre 2009 e 2014, pois é a partir desta amostra, que irá ser possível verificar a variação do valor da variável dependente com o da amostra total.

Para obter todos os dados e informações de forma a determinar os indicadores de risco financeiro das instituições bancárias foi utilizada a base de dados Bankscope.

Vamos conjugar os indicadores CAMELS com indicadores não CAMELS e utilizar o método OLS para construir o modelo risco financeiro das instituições bancárias. Foi possível identificar que os indicadores CAMELS têm uma grande influência para determinar as situações de risco, de forma a construir um modelo mais eficiente. Além destes fatores, é de importante relevância enunciar que o não financiamento de depósitos,

a diversificação da receita, a dimensão da instituição financeira e o retorno do investimento têm influência na determinação do risco bancário.

Os indicadores CAMEL foram introduzidos pelos reguladores bancários dos Estados Unidos da América em 1979, tendo como significado a sigla, estrutura de capital, estrutura dos ativos, qualidade da gestão, rendimentos e liquidez. Em 1996 estes indicadores passaram a ter mais uma letra, tendo como significado, a sensibilidade ao risco de mercado, passando a denominar-se por indicadores CAMELS. Estes indicadores são utilizados como ferramenta de supervisão do sistema financeiro, de forma a avaliar a solidez bancária, com o objetivo de determinar as instituições que requerem uma atenção especial ou alguma preocupação, com o propósito de obter uma ação mais precocemente, evitando ruturas.

A disciplina de mercado desempenha um papel importante, tanto quando ligada aos depositantes, como aos acionistas, sendo a noção de transparência das informações financeiras divulgadas pelas instituições bancárias, uma fonte de solidez do sistema bancário.

Investigações anteriores, indicam que os indicadores CAMELS têm uma elevada capacidade explicativa e de previsão de ocorrência de eventos de distress bancários, principalmente quando é utilizada a chamada amostra de crise.

Quanto à estrutura do artigo, a próxima seção apresenta a revisão da literatura. A terceira seção apresenta a metodologia, incluindo os dados e amostra, as variáveis utilizadas e a especificação do modelo. A quarta seção apresenta os resultados empíricos e por fim a quinta e última seção resume e conclui os elementos desta investigação.

2. Revisão da Literatura

Para a realização de estudos de previsão e monitorização de eventos de distress é necessária a existência de uma base consistente de informação disponível. A crise financeira e económica conduziu a diversos eventos de distress bancário, que se tornaram como sendo a principal fonte de conhecimento, que deve ser aplicada de forma a minimizar as consequências económicas e sociais associadas a crises financeiras no setor bancário. Foram a partir destes fenómenos complexos, que a literatura se veio a desenvolver contribuindo, assim, com o acréscimo de novas metodologias, variáveis, perspectivas e conclusões.

Desde 1966 que se tem vindo a desenvolver estudos relativos à probabilidade de empresas entrarem em falência. O primeiro investigador a desenvolver esta matéria foi Beaver, que em 1966, apresentou uma abordagem de análise discriminante uni variada, com a finalidade de averiguar a capacidade explicativa de índices financeiros sobre a probabilidade de uma empresa entrar em falência. Este estudo foi desenvolvido mais tarde por outro autor, que tem feitos inúmeras investigações sobre falência de empresa, sendo este Altman.

Em 1968, Altman baseando-se no estudo de Beaver, desenvolveu uma metodologia utilizando a análise discriminante multivariada, que tinha como objetivo avaliar a relação entre a falência de empresas industriais e cinco indicadores financeiros, tais como, o capital sobre o total de ativos, a retenção do resultado sobre o total dos ativos, resultados antes impostos e taxas, valor de mercado do capital e vendas sobre ativos.

A análise discriminante foi dominando pesquisas até aos anos de 1970s, pois a partir desse momento uma nova abordagem surgiu.

O modelo logístico, também denominado por modelo Logit, tem sido utilizado ao longo do tempo, tendo provado ter um poder de previsão melhor do que o modelo, referido anteriormente, de análise discriminante e outros modelos utilizados no mesmo período. Este modelo continua a ser muito aplicado na literatura moderna, nomeadamente nas investigações, por exemplo, dos seguintes autores: Estrella et al. (2000), Arena (2000) e Andersen (2008).

Além dos autores mencionados anteriormente como utilizadores do modelo Logit, um outro autor que utilizou este modelo de previsão para examinar bancos comerciais nos Estados Unidos foi Martin em 1977. O seu estudo era constituído por vinte e cinco variáveis que foram divididas em quatro grupos: qualidade de ativos, liquidez, estrutura de capital e ganhos. As vinte e cinco variáveis utilizadas constituíam o modelo final composto por três indicadores, tais como a qualidade dos ativos, qualidade dos capitais e ganhos.

Este estudo serviu de base a muitos outros estudos desenvolvidos sobre a previsão de falências de bancos comerciais nos Estados Unidos da América. Além de diversos estudos sobre previsão de falências em empresas de diversas indústrias, foram também desenvolvidas temáticas sobre a previsão de falências em instituições bancárias, nomeadamente nos Estados Unidos.

Com o número de falências bancárias nos Estados Unidos a aumentar, os reguladores dos EUA, em 1979, introduziram o Sistema Uniforme de Rácios Financeiros, Uniform Financial Rating System, informalmente mais conhecido como variáveis CAMEL, que representam indicadores de risco financeiro.

Foram realizados diversos estudos que tiveram como foco principal bancos norte-americanos, tendo tido como objetivo, a análise de falências bancárias que ocorreram durante a crise financeira global. Todos os estudos realizados, obtiveram um elevado sucesso na previsão de distress e de falências em bancos norte-americanos, tendo sido usadas proxies de indicadores CAMEL, particularmente, quando estes eram complementados com algumas informações adicionais, tais como, o controlo interno adotado pelos bancos sobre decisões de risco, (Jin et al., 2013), a qualidade da auditoria (Jin et al., 2011), as receitas das atividades bancárias (DeYoung e Torna, 2013) ou investimentos imobiliários (Cole e Branco, 2012).

Além dos indicadores CAMEL utilizados como indicadores de falências bancárias, também o valor das ações, associado a indicadores macroeconómicos, revelaram ter um importante papel para a previsão de ocorrência de dificuldades financeiras, nas instituições bancárias. Beltratti e Stulz (2012) utilizam uma grande amostra de bancos, abrangendo 32 países, com o intuito de investigar as oscilações do preço das ações dos

bancos, durante a crise financeira global, tendo referência ao tipo de gestão, regulação, composição do balanço, e outras características dos países onde estes estavam inseridos. De acordo com os seus resultados, os bancos considerados de grande dimensão, tendo mais capital, mais depósitos, estando menos expostos a imóveis nos EUA, e a menores fragilidades de financiamento, obtiveram melhor desempenho em termos de preços das ações. Bancos localizados em países com superávits em conta corrente, obtiveram um melhor desempenho durante a crise, enquanto os bancos de países com sistemas bancários mais expostos nos EUA, obtiveram um desempenho pior. Estes últimos resultados mostram, que os desequilíbrios macroeconómicos e o efeito de contágio relativamente aos ativos, estavam relacionados com o desempenho do banco durante a crise.

Vários autores realizaram investigações sobre a qualidade da gestão tendo esta problemática ter sido associada a uma forte regulação interna, porém os resultados sobre o desempenho dos bancos durante a crise financeira não mostraram ter sido a melhor.

Mayes e Stremmel (2013) realizaram uma investigação tendo utilizado dados de 1992 a 2012, obtidos a partir da FDIC para os EUA, analisando o desempenho de diferentes indicadores na estrutura de capital. Usando em primeira instância a abordagem e a estimativa Logit de risco de Cox, ele constatou que o capital ponderado pelo risco de alavancagem é indicado como rácio de performance. Além disso, o rácio de alavancagem é o melhor indicador, pois, é mais difícil de manipular, dando melhores resultados quando se trata de bancos complexos.

Sy (2011), utilizou o modelo de riscos proporcional de Cox (e um modelo Probit como benchmark), tendo acrescentado variáveis não CAMEL extraídas da base de dados Bankscope, utilizando indicadores da estrutura dos negócios do banco, itens que não se encontravam no balanço, investimentos, derivativos e risco de crédito, de forma a avaliar o desempenho do banco. Concentrando-se em nove países do Leste Asiático e Central, eles identificaram um poder explicativo associado a investimentos de derivados do banco e risco de crédito.

Como evidenciado ao longo desta secção, a maioria das investigações que analisam falências bancárias ou eventos de distress, concentram-se em bancos norte-americanos ou num painel de bancos em todos os países, embora existam poucos estudos que tratam de

bancos europeus. Existe uma limitação de dados relativamente a falências bancárias ocorridas na Europa, pois estas foram diminutas. Porém, existem alguns trabalhos recentes, tais como: Männasoo e Mayes (2009) que se focaram em bancos da Europa de Leste, Otter e Podpiera (2010) criaram situações de risco utilizando Credit Default Swaps (CDS).

Um importante estudo sobre a probabilidade de um banco europeu entrar em distress, foi desenvolvido por Poghosyan e Cihak (2011) que realizaram uma pesquisa sobre as instituições financeiras da União Europeia, com dados financeiros das bases de dados, Bankscope e News Plus, para o período de 1997-2007. Começaram com os indicadores CAMEL e adicionaram outras variáveis correlacionadas, tais como: a disciplina dos depósitos, efeitos de contágio, envolvente macroeconómica, a concentração do mercado bancário e mercado financeiro. Usaram várias versões do modelo logístico, onde encontraram que a probabilidade de distress está negativamente relacionada com o nível de capitalização e ganhos. Além disso, eles argumentaram que a probabilidade de distress, está inversamente relacionada com a qualidade dos ativos, enquanto que a qualidade da gestão e liquidez parecem não ser significativas. Finalmente, eles concluíram que, os efeitos de contágio são importantes para prever o distress dos bancos da União Europeia, por outras palavras, significa que a probabilidade de distress aumenta, se um banco com umas determinadas características e tamanho, experimentou dificuldades financeiras, então, existe uma elevada probabilidade, de um outro banco com as mesmas características e tamanho, no mesmo país, experimentar dificuldades financeiras. Este estudo, permite concluir que existe uma motivação importante a favor de uma regulação bancária mais centralizada na EU, pois os riscos no sector bancário dos estados membros da EU, tornaram-se cada vez mais homogêneos. Uma melhor compreensão dos determinantes do risco bancário na zona do euro, é importante, tanto para os reguladores como para os supervisores, mas também para os participantes do mercado financeiro, incluindo mutuários, acionistas e obrigacionistas.

Usando uma abordagem diferente, Haq e Heaney (2012) analisaram os fatores que determinam o risco bancário europeu no período de 1996-2010 e encontraram evidências de uma relação convexa (em forma de U) entre o capital dos bancos e o risco sistemático.

Os autores também encontraram uma associação positiva entre as atividades fora do balanço e o risco do banco.

A crise financeira e económica que se sentiu na União Europeia, teve um forte impacto na instabilidade financeira que as instituições bancárias sentiram nos últimos anos. Um estudo em que é considerado o impacto desta crise financeira e económica no sistema bancário da União Europeia, foi desenvolvido por Pascual, Ponce e Riportella em 2015. Este artigo analisa empiricamente os fatores que influenciam o risco bancário na Zona Euro no período de 2001 a 2012, usando um conjunto de 1423 observações de dados em painel. Aplicaram o estimador GMM desenvolvido para modelos de painéis dinâmicos, para analisar 12 variáveis que iam prevendo a sua influência no risco bancário, tais como: estrutura de ativos, capitalização, o não financiamento de depósito, rentabilidade, eficiência, diversificação das receitas, o tamanho, a concentração da indústria, o crescimento económico, as taxas de inflação, desemprego e a taxa de juro.

Os seus resultados indicam que a capitalização, rentabilidade, eficiência e liquidez são inversamente e significativamente relacionados com o risco do banco. No entanto, o recurso relacionado com a venda de financiamento por parte dos bancos parece aumentar o risco. Concluíram também, que os mercados menos concentrados, menores taxas de juros, taxas de inflação mais elevadas num contexto de crise económica (com um PIB a cair), aumentam o risco do banco.

Nesta investigação serão analisados indicadores CAMELS e não CAMELS, representados pela estrutura de capital, estrutura dos ativos, a qualidade da gestão, a rentabilidade, a sensibilidade ao risco de mercado, o não financiamento de depósitos, a diversificação da receita, o tamanho da instituição bancária e o retorno do investimento. Para avaliar a influência dos rácios financeiros no risco bancário, vamos aferir se as hipóteses seguintes se verificam:

Hipótese 1: Existe uma relação negativa entre a estrutura de capital, a estrutura dos ativos, a qualidade da gestão e a rentabilidade com o risco bancário.

Hipótese 2: Existe uma relação positiva entre estrutura de capital, a rentabilidade, a liquidez e a sensibilidade ao risco de mercado com o risco bancário.

Hipótese 3: Existe uma relação positiva entre a diversificação da receita, a dimensão da instituição bancária e o retorno do investimento com o risco bancário.

Hipótese 4: Existe uma relação negativa entre o não financiamento de depósitos, a diversificação da receita e a dimensão da instituição bancária com o risco bancário.

3. Metodologia

Nesta secção é apresentada informação à cerca da amostra, é indicada a fonte de dados utilizada, são definidas as variáveis que serviram de base à realização desta investigação, são indicadas as metodologias aplicadas e as razões pelas quais foram seleccionadas.

Em primeiro lugar, são apresentados os dados e a amostra, de seguida são definidas as variáveis, e, por fim, é especificado o modelo utilizado.

3.1 Dados e Amostra

A amostra deste artigo é composta por 52.496 observações, com origem em 3.281 bancos dos 19 países da Zona Euro, que se verificaram ao longo do período de 2000 a 2015, enquanto que, a subamostra, denominada por “Amostra de Crise”, contém 19.686 observações que ocorreram no período de 2009 a 2014.

Os dados foram obtidos através da base de dados Bureau Van Dijk, Bankscope, numa lógica anual e contabilística, tendo sido seleccionados apenas os bancos ativos. Os indicadores calculados foram obtidos através de uma base não consolidada, isto significa que, os bancos mãe e as suas subsidiárias, as filiais, foram tratadas como entidades independentes, de forma a reduzir a possibilidade de agregação dos resultados.

O número de bancos ativos, bem como, o número de observações por país ao longo desta investigação, estão representados na Tabela i.

Tabela i: Número de Bancos Ativos e de Observações por País da Zona Euro

País	Número de Bancos	Número de Observações
Alemanha	1725	27600
Áustria	247	3952
Bélgica	47	752
Chipre	13	208
Eslováquia	13	208
Eslovénia	11	176
Espanha	121	1936
Estónia	6	96
Finlândia	44	704
França	231	3696
Grécia	8	128
Irlanda	34	544
Itália	527	8432
Letónia	3	48
Lituânia	4	64
Luxemburgo	85	1360
Malta	11	176
Países Baixos	38	608
Portugal	113	1808
TOTAL	3281	52496

Origem: Bankscope

3.2 Variáveis

Nesta investigação as variáveis explicativas foram definidas como variáveis CAMELS e não CAMELS.

Os indicadores CAMEL foram inicialmente introduzidos pelo Sistema de Bancos Centrais dos Estados Unidos da América, denominado por FED - Federal Reserve System, em 1979, com o objetivo de se tornarem uma ferramenta de supervisão do sistema bancário, de forma a avaliar a solidez bancária de cada instituição financeira, com a finalidade de obter informação atempada acerca dos bancos que venham a requerer uma atenção especial ou alguma preocupação, de forma a agir mais precocemente evitando ruturas.

A nomenclatura CAMEL está relacionada com a dimensão da análise que aprovisiona, tendo como significado a sigla, estrutura de capital, estrutura dos ativos, qualidade da gestão, rendimentos e liquidez. Em 1996, foi adicionado aos indicadores iniciais, a sensibilidade ao risco de mercado, tendo a nomenclatura inicial sofrido uma alteração para CAMELS.

A literatura que tem vindo a ser desenvolvida sobre este assunto, assinala que os indicadores CAMELS têm uma elevada capacidade explicativa e de previsão de ocorrência de falências bancárias, podendo também ser utilizados na previsão de ocorrência de eventos de distress bancários, principalmente quando é utilizada a chamada amostra de crise.

As variáveis não CAMELS são constituídas por indicadores contabilísticos, obtidos através dos dados fornecidos pela base de dados, que compreendem medidas de não financiamento de depósitos, ou risco de crédito, a diversificação da receita, o tamanho da instituição bancária e o retorno do investimento.

A variável dependente é definida por Z-Score, sendo um índice interpretado como uma medida inversa da probabilidade de ocorrerem eventos de distress ou dificuldades financeiras das instituições bancárias (Köhler, 2015). Quanto mais elevado é o Z-Score, mais estável é o banco e, portanto, menor é o risco de entrar em incumprimento.

O Z-Score, é calculado pela soma entre o retorno dos ativos, (ROA), e a autonomia financeira, (Capitais Próprios / Ativos), a dividir pelo desvio padrão do retorno dos ativos, conforme é ilustrado abaixo na equação i.

Equação i: Cálculo Z-Score

$$Z - Score = \frac{ROA_t + \frac{CP}{TA_t}}{\sigma(ROA_t)}$$

Na tabela ii, estão resumidas as variáveis explicativas, através dos seus rácios e definição.

Tabela ii: Designação das variáveis explicativas

Grupo das variáveis	Designação	Rácio	Notação	Definição das variáveis
CAMELS	Estrutura de Capital - (C)	Capital Próprio / Total Ativo	EQUITY_TOTASSET	Indica a percentagem do Ativo que está a ser financiada pelos Capitais Próprios
	Estrutura de Capital - (C)	Tier 1 - Risco Baseado no Rácio de Capital	TIER_1_RATIO	Indica a capacidade do Capital Próprio em absorver as perdas
	Estrutura dos Ativos - (A)	ROA - Retorno dos Ativos	ROA	Indica a rentabilidade do ativo
	Qualidade Gestão - (M)	<i>Cost-to-Income</i>	COST_TO_INCOME	Indicador da eficiência operacional
	Rendimento - (E)	ROE - Retorno do Capital Próprio	RETURN_ON_EQUITY	Indica a rentabilidade dos Capitais Próprios
	Liquidez - (L)	Empréstimos / Total Ativos	NETLOAN_TASST	Indica a capacidade da instituição financeira em tornar líquido os seus ativos
	Sensibilidade - (S)	Volatilidade Passivo / Total Ativo	SENSITIVITY	Indica qual é a sensibilidade da instituição bancária face ao risco de mercado
Não - CAMELS	Não Financiamento de Depósitos	Depósitos não financiados / Total Passivos	NON_DEPOSIT_FUNDS	Indica de que forma os fundos não financiados tem influência sobre o risco bancário
	Diversificação da Receita	<i>Herfindahl-Hirschman Index</i>	HERFINDAHL_HIRSCHMAN	Indica a diversificação da receita no risco bancário
	Dimensão do Banco	Logaritmo Total Ativos	SIZE	Indica o efeito do tamanho da instituição financeira no risco bancário
	Retorno do Investimento	Lucro antes impostos / Total Ativos	ROI	Indica qual é o retorno do investimento

3.3 Especificação do Modelo

Nesta investigação, e como já foi mencionado anteriormente, as variáveis explicativas compreendem os indicadores CAMELS e os não CAMELS, que dada a sua dimensão, existiu necessidade de escolher os indicadores que melhor se adaptavam a este estudo. Tais indicadores poderiam conduzir a problemas de multicolinearidade. Denota-se que, estes tipos de problemas são comuns em regressões, quando as variáveis independentes possuem relações lineares exatas ou aproximadamente exatas. A ausência de multicolinearidade é uma das premissas para estabelecer um modelo de regressão múltiplo correto. Nesta investigação as principais componentes de estudo são complementares, sob o ponto de vista teórico, e uma vez que as correlações são relativamente baixas evitou-se este tipo de problemas aquando da estimação do modelo.

O outro fator de elevada importância neste estudo foi a escolha do seu método de estimação.

A variável dependente, designada por Z-score, é uma variável métrica. Dada a sua natureza, o método de estimação selecionado, foi o Método dos Mínimos Quadrados (MMQ), também designado por OLS (*Ordinary Least Squares*).

Aplicando o método selecionado, OLS, vamos determinar as equações, utilizando as variáveis CAMELS e as variáveis não CAMELS, com o objetivo de chegarmos ao modelo final.

Depois será estimado o modelo para a “amostra de crise” e serão analisados os resultados.

4. Resultados Empíricos

Neste capítulo é apresentada a análise dos procedimentos adotados e são enunciados os resultados desta investigação. Vão ser descritas as etapas que permitiram chegar ao modelo final.

Esta secção vai estar dividida em duas partes, sendo que, na primeira vai ser aplicado o método OLS às variáveis no período de 2002 a 2015 e na segunda parte, será aplicado o modelo à “amostra de crise”.

4.1 Método OLS aplicado a toda a amostra

A crise financeira teve um impacto negativo nas instituições bancárias, aumentando assim o risco de entrarem em incumprimento. Enquanto que os Estados Unidos, após o período de 2009, começou a mostrar sinais de recuperação, a zona euro sofreu uma segunda fase da crise financeira. Nesse sentido, esta investigação apresenta o Z-score como sendo uma medida inversa da probabilidade de incumprimento bancário, tal que, quanto maior o seu valor, menor a probabilidade de um banco experimentar dificuldades financeiras.

Na tabela iii, são apresentados os valores médios, obtidos a partir da base de dados Bankscope, do Z-score, desde 2002 até 2013. Não é apresentada a totalidade da amostra, pois sendo esta variável calculada através do desvio padrão, os dois primeiros e últimos anos, não contêm informação suficiente para estarem mensurados.

Tabela iii: Z-Score

Ano	Z-Score
2002	48.92363
2003	39.09530
2004	38.23895
2005	39.88837
2006	41.32135
2007	44.92367
2008	46.84248
2009	40.99835
2010	33.95010
2011	27.71249
2012	24.94431
2013	45.91504

Conforme se pode concluir, através da análise aos valores apresentado na tabela iii, o Z-score começou a ter uma diminuição substancial a partir do ano de 2009, podendo aferir que, o risco de incumprimento bancário teve um aumento significativo.

Na secção anterior, na tabela ii, foram definidas as variáveis que vão ser utilizadas para a definição do modelo desta investigação, que vai ser estimado utilizando o programa estatístico Eviews. Começou-se por incluir todas as variáveis mencionadas, tendo-se obtido os resultados ilustrado na tabela iv:

Tabela iv: Estimação modelo incluindo todas as variáveis

Dependent Variable: ZSCORE
Method: Panel Least Squares
Date: 09/13/17 Time: 18:41
Sample (adjusted): 2002 2015
Periods included: 14
Cross-sections included: 2026
Total panel (unbalanced) observations: 8670

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	62.96105	10.33858	6.089911	0.0000
EQUITY_TOTASSET	1.075933	0.165567	6.498473	0.0000
TIER_1_RATIO	0.277077	0.099751	2.777680	0.0055
ROA	-6.039389	0.350771	-17.21748	0.0000
COST_TO_INCOME	0.049006	0.026873	1.823610	0.0682
RETURN_ON_EQUITY	0.119736	0.052045	2.300634	0.0214
NETLOAN_TASST	6.205054	3.765002	1.648088	0.0994
SENSITIVITY	-0.007658	0.006514	-1.175605	0.2398
NON_DEPOSIT_FUNDS	-17.95532	3.234762	-5.550739	0.0000
HERFINDAHL_HIRSCHMAN	-6.056771	2.084979	-2.904956	0.0037
SIZE	-2.350213	0.557568	-4.215112	0.0000
ROI	-41.45152	43.63211	-0.950023	0.3421
R-squared	0.053852	Mean dependent var		29.31951
Adjusted R-squared	0.052650	S.D. dependent var		50.91312
S.E. of regression	49.55470	Akaike info criterion		10.64541
Sum squared resid	21261178	Schwarz criterion		10.65520
Log likelihood	-46135.87	Hannan-Quinn criter.		10.64875
F-statistic	44.79932	Durbin-Watson stat		1.473374
Prob(F-statistic)	0.000000			

Da amostra inicial, apenas vamos ter no nosso modelo 8.670 observações e serão consideradas 2.026 instituições bancárias. Dados os resultados acima mencionados, podemos verificar que existem quatro variáveis (colocadas a negrito) que têm um p-value superior a 0,05 pelo que, estas variáveis não têm poder explicativo. Todas as restantes variáveis são estatisticamente significativas a 5%.

Para se chegar ao modelo final, exige-se que todas as variáveis explicativas sejam, de preferência, pelo menos, estatisticamente significativas a 5%. Os casos em que tal não foi conseguido são localmente assinalados.

Começou-se por retirar do modelo o retorno do investimento, que possuía, conforme ilustrado na tabela anterior, o p-value superior (0.3421), de seguida retiramos a sensibilidade ao risco de mercado (0.2398) e por fim a liquidez (0.0994). Após retirar estas variáveis, chegamos ao modelo final, para o qual, todas as variáveis explicativas

têm significância estatística pelo menos a 5% em testes bilaterais, com exceção do teste relativo à variável “cost-to-income” (p-value igual a 0.0519) que, a 5%, é apenas significativa em teste unilateral, aliás esta opção é justificada se atendermos à importância da variável e à exigência, a priori, de sinal positivo para o respectivo coeficiente de regressão.

Tabela v: Modelo Final

Dependent Variable: ZSCORE

Method: Panel Least Squares

Date: 09/13/17 Time: 20:12

Sample (adjusted): 2002 2015

Periods included: 14

Cross-sections included: 2026

Total panel (unbalanced) observations: 8670

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	60.27148	7.263382	8.297992	0.0000
EQUITY_TOTASSET	1.124432	0.156147	7.201132	0.0000
TIER_1_RATIO	0.212046	0.091517	2.317023	0.0205
ROA	-6.060532	0.349754	-17.32797	0.0000
COST_TO_INCOME	0.051870	0.026685	1.943829	0.0519
RETURN_ON_EQUITY	0.099137	0.047170	2.101718	0.0356
NON_DEPOSIT_FUNDS	-18.43358	3.153210	-5.845974	0.0000
HERFINDAHL_HIRSCHMAN	-7.134673	1.980314	-3.602799	0.0003
SIZE	-1.862776	0.389933	-4.777165	0.0000
R-squared	0.053228	Mean dependent var		29.31951
Adjusted R-squared	0.052354	S.D. dependent var		50.91312
S.E. of regression	49.56247	Akaike info criterion		10.64538
Sum squared resid	21275209	Schwarz criterion		10.65272
Log likelihood	-46138.73	Hannan-Quinn criter.		10.64788
F-statistic	60.86579	Durbin-Watson stat		1.472513
Prob(F-statistic)	0.000000			

O p-value global deste modelo, é dado por Prob(F-statistic), que sendo inferior a 0.05, significa que o modelo é estatisticamente significativo a 5%.

No modelo inicial tínhamos sete variáveis CAMELS e quatro não CAMELS, das quais foram retiradas duas e uma variável respetivamente.

Da literatura desenvolvida aos longo dos últimos anos, foi possível identificar os sinais esperados para as variáveis do modelo, estando representados na tabela vi.

Tabela vi: Sinais Esperados

Notação	Sinais Esperados	Sinais Obtidos	Hip	Referências
EQUITY_TO_TASSET	(+) ou (-)	(+)	H1 + H2	Poghosyan e Cihak (2011), Betz et al. (2014), Wang e Ji (não especificado)
TIER_1_RATIO	(+) ou (-)	(+)	H1 + H2	Pascual, Ponce e Riportella (2015)
ROA	(-)	(-)	H1	Poghosyan e Cihak (2011)
COST_TO_INCOME	(-)	(+)	H1	Männasoo e Mayes (2009), Mayes e Stremmel (2013)
RETURN_ON_EQUITY	(+) ou (-)	(+)	H1 + H2	Poghosyan e Cihak (2011)
NON_DEPOSIT_FUNDS	(-)	(-)	H4	Köhler (2015)
HERFINDAHL_HIRSCHMAN	(+) ou (-)	(-)	H3 + H4	Stiroh e Rumble (2006)
SIZE	(+) ou (-)	(-)	H3 + H4	Wang e Ji (não especificado), Ploeg (2010), Li (2013), Louzis, Vouldis, e Metaxas (2012)

De acordo com a literatura, os rácios de capital, tanto podem ter uma influencia positiva como negativa no risco bancário. No modelo da investigação, para os dois rácios de capital, temos coeficientes positivos, pelo que concluímos que, quanto maior for o financiamento da instituição bancária pelo capital, maior será o seu risco.

O rácio da estrutura de capital, no modelo da investigação, tem um coeficiente negativo de acordo com a literatura, pois quanto mais rentável forem os ativos, menor será o risco de a instituição financeira entrar em incumprimento.

No que diz respeito à qualidade da gestão, o rácio do *cost-to-income*, possui um sinal no coeficiente diferente do que é defendido na literatura. A literatura defende que quanto maior é a eficiência da gestão, menor é o risco bancário. No entanto, nesta investigação, este indicador não possui o mesmo significado, pois, este indica o valor das despesas operacionais, pelo que, quanto maior o seu valor maior será o risco de incumprimento bancário. Denota-se que, em situações de crise financeira, uma das medidas adotadas para diminuição do risco de falência, é a redução dos custos operacionais, pelo que concluímos que estes têm uma relação direta.

No que diz respeito à variável de rentabilidade, o seu resultado pode ser controverso, pois no imediato quanto maior for a rentabilidade dos capitais, melhor seria para os seus acionistas. No entanto, isto poderia causar um problema de liquidez à instituição financeira, bem como de gestão, dado que os detentores do capital poderiam por em causa os seus interesses pessoais. Portanto, se existir uma elevada rendibilidade, poderá aumentar o risco bancário.

No modelo da investigação bem como na literatura o não financiamento de depósitos aumenta o risco bancário.

No que diz respeito à diversificação da receita, a literatura existente não é coerente. No entanto, segundo o modelo estimado verificamos que existe uma relação negativa entre a diversificação da receita e o risco bancário. Pelo que, quanto maior for a diversificação da receita menor será o risco da instituição bancária.

Por fim, relativamente à dimensão da instituição bancária, temos uma relação inversa no modelo, que vai, de certa forma, de encontro com a literatura já existente. Quanto maior for a dimensão da instituição financeira menor será o risco de entrar em incumprimento.

4.2 Método OLS aplicado à “amostra de crise”

Conforme se pode verificar na tabela iii, existe uma diminuição, no chamado período da crise financeira, do valor do Z-score.

Ao aplicarmos o modelo apenas ao período de 2009 a 2014, houve uma redução do número de observações para 7.509 observações, referentes a 2.015 instituições bancárias. Na primeira estimação, verificou-se que o retorno do capital próprio deixou de ser estatisticamente significativo, passando a ter um p-value de 0.1622, conforme tabela vii.

Tabela vii: Modelo inicial da "amostra de crise"

Dependent Variable: ZSCORE

Method: Panel Least Squares

Date: 09/14/17 Time: 00:20

Sample: 2009 2014

Periods included: 6

Cross-sections included: 2015

Total panel (unbalanced) observations: 7509

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	46.83469	8.019580	5.840043	0.0000
EQUITY_TOTASSET	1.087505	0.164938	6.593420	0.0000
TIER_1_RATIO	0.361860	0.098343	3.679574	0.0002
ROA	-6.282152	0.372437	-16.86767	0.0000
COST_TO_INCOME	0.099687	0.030371	3.282333	0.0010
RETURN_ON_EQUITY	0.069921	0.050021	1.397829	0.1622
NON_DEPOSIT_FUNDS	-12.17710	3.659328	-3.327687	0.0009
HERFINDAHL_HIRSCHMAN	-7.240471	2.152280	-3.364093	0.0008
SIZE	-1.689739	0.416296	-4.058979	0.0000
R-squared	0.052828	Mean dependent var		27.69608
Adjusted R-squared	0.051817	S.D. dependent var		48.72428
S.E. of regression	47.44510	Akaike info criterion		10.55822
Sum squared resid	16882783	Schwarz criterion		10.56652
Log likelihood	-39631.84	Hannan-Quinn criter.		10.56107
F-statistic	52.28830	Durbin-Watson stat		1.387211
Prob(F-statistic)	0.000000			

Para obter um modelo em que todas as variáveis explicativas sejam estatisticamente significativas a 5%, retirou-se o retorno do capital próprio do modelo. Após nova estimação verificamos que, todas as variáveis têm poder explicativo para explicar a variável dependente, conforme é ilustrado na tabela viii.

Tabela viii: Modelo final da "amostra de crise"

Dependent Variable: ZSCORE

Method: Panel Least Squares

Date: 09/14/17 Time: 00:27

Sample: 2009 2014

Periods included: 6

Cross-sections included: 2015

Total panel (unbalanced) observations: 7510

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	47.17372	8.007374	5.891285	0.0000
EQUITY_TOTASSET	1.096203	0.164761	6.653279	0.0000
TIER_1_RATIO	0.362403	0.098334	3.685447	0.0002
ROA	-6.305509	0.372003	-16.95014	0.0000
COST_TO_INCOME	0.093132	0.029962	3.108353	0.0019
NON_DEPOSIT_FUNDS	-11.94070	3.652506	-3.269180	0.0011
HERFINDAHL_HIRSCHMAN	-7.031708	2.147228	-3.274784	0.0011
SIZE	-1.693943	0.416254	-4.069495	0.0000
R-squared	0.052612	Mean dependent var		27.69254
Adjusted R-squared	0.051728	S.D. dependent var		48.72200
S.E. of regression	47.44513	Akaike info criterion		10.55809
Sum squared resid	16887307	Schwarz criterion		10.56547
Log likelihood	-39637.63	Hannan-Quinn criter.		10.56062
F-statistic	59.51589	Durbin-Watson stat		1.386605
Prob(F-statistic)	0.000000			

Conforme podemos verificar na tabela viii, todas as variáveis são estatisticamente significativas a 5%, e também a 1%, afirmando assim a sua capacidade explicativa.

Verificamos uma diminuição do valor do coeficiente da variável dependente Z-score, indicando assim, que este período, comparativamente ao período total da amostra, tem uma maior probabilidade de as instituições financeiras experimentarem dificuldades financeiras.

5. Conclusão

Com a recente crise financeira, que conduziu a diversas perturbações nas instituições bancárias na União Europeia, surgiram diversos estudos e investigações acerca dos fatores que tiveram um maior impacto para este acontecimento.

Esta investigação centra-se na obtenção de um modelo de alerta para possíveis perturbações financeiras. Para tal, foram utilizados indicadores CAMELS e não CAMELS como variáveis explicativas do Z-score.

Esta variável dependente, é uma medida global de risco bancário em que quanto maior é o seu valor menor é a probabilidade de as instituições financeiras experimentarem dificuldade económicas.

Este estudo foi desenvolvido com base nos dados contabilísticos disponibilizados na Bankscope, no período de 2000 a 2015, tendo sido desenvolvida uma “amostra de crise” respeitante ao período de 2009 a 2014.

Verificou-se, conforme era esperado, que o valor do coeficiente do Z-score diminuísse drasticamente aquando da aplicação do modelo ao período da “amostra de crise” comparativamente com a amostra total utilizada na investigação.

Com estas amostras e com os modelos estimados podemos concluir que este modelo é eficiente na previsão de ocorrência de eventos de distress, tendo assim sido atingidos os objetivos desta investigação.

De acordo com os sinais dos coeficientes das variáveis estimadas no modelo final, verificamos que:

- a hipótese 1 verifica-se relativamente à relação negativa entre a estrutura dos ativos e o risco bancário;
- a hipótese 2 se verifica, no que diz respeito à relação positiva entre a estrutura do capital e rentabilidade com o risco de mercado;
- a hipótese 3 não se verificou;

- a hipótese 4 foi verificada ao longo da investigação, pois existe uma relação negativa entre o não financiamento de depósitos, a diversificação da receita e a dimensão da instituição financeira com o risco bancário.

Esta investigação foi baseada em dados contabilísticos fornecidos pelas demonstrações financeiras. Por vezes, essas demonstrações financeiras não representam de forma verdadeira e transparente a situação contabilística e financeira das instituições bancárias, o que se torna uma limitação.

Esta investigação poderia ser desenvolvida acrescentando-se variáveis macroeconómicas que captariam a evolução temporal para o período em análise, aumentando assim a complexidade dos modelos e a natureza das variáveis explicativas propostas.

Em resumo, esta investigação permitiu identificar corretamente as principais determinantes do risco bancário que são: a Estrutura dos Capitais Próprios, a Tier 1, o Retorno dos Ativos, o “Cost-to-Income”, o Retorno dos Capitais Próprios, o Não Financiamento de Depósitos, a Diversificação da Receita e o Tamanho da instituição bancária.

6. Bibliografia

Beaver, H. (1966), “Financial Ratios and Predictors of Failure”, *Journal of Accounting Research*, 4, pp. 71-102.

Altman, E. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *Journal of Finance*, Vol. 23, N° 4, pp. 589-609.

Cox, R. (1972), “Regression Models and Life-Tables”, *Journal of the Royal Statistical Society*, pp. 187-220.

Martin, D. (1977), “Early Warning of Bank Failure. A Logistic Regression Approach”, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 1, pp. 249-276.

Estrelia, A. et al. (2000), “Capital Ratios as Predictors of Bank Failure”, *Economic Policy Review*, Federal Reserve Bank of New York, pp. 33-52.

Stiroh, K. J., and Rumble, A. (2006), “The dark side of diversification: The case of US financial holding companies”, *Journal of Banking and Finance*, pp. 2131–2161.

Männasoo, K., e Mayes, D. G. (2009), “Explaining Bank Distress in Eastern European Transition Economies”, *Journal of Banking and Finance*, pp. 244–253.

Poghosyan, T. e Cihák, M. (2009), “Distress in European Banks: An Analysis Based on a New Dataset”, *IMF Working Papers*.

Pioeg, S. (2010), “Bank Default Prediction Models: A Comparison and an Application to Credit Rating Transitions”, MA Thesis, Erasmus School of Economics Rotterdam

Sy, M. et al. (2011), “Bank Failure Prediction: Empirical Evidence from Asian Banks - Impact of Derivatives and Other Balance Sheet Items”, School of Economics, Finance and Marketing, RMIT University, Melbourne, Australia.

Mayes, D. e H. Stremmel (2013), “The Effectiveness of Capital Adequacy Measures in Predicting Bank Distress”, Presented at the Financial Markets and Corporate Governance Conference, 2013.

Poghosyan, T. e Cihak, M. (2011), “Determinants of bank distress in Europe: Evidence From a New Data Set”, *Journal of Financial Services Research*, pp. 163–184.

Haq, M. e Heaney, R. (2012), “Factors Determining European Bank Risk”, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, pp. 696–718.

Louzis, D., Vouldis, A. T., e Metaxas, V. (2012), “Macroeconomic and bank-specific determinants of non-performing loans in Greece: A comparative study of mortgage, business and consumer loan portfolios”, *Journal of Banking and Finance*, pp.1012–1027.

Li, Q. (2013), “What Causes Bank failures During the Recent Economic Recession?”, Honors Project, Paper 28.

Betz, F. et al. (2014), “Predicting distress in European banks”, *Journal of Banking and Finance*, Vol. 45, pp. 225-241.

Köhler, M. (2014), “Does non-interest income make banks more risky? Retail-versus investment-oriented banques”. *Review of Financial Economics*, pp. 182–193.

Pascual, L., Ponce, A. e Riportella, C. (2015), “Factors Influencing Bank Risk in Europe: Evidence from the Financial Crisis”, *North American Journal of Economics and Finance*, pp. 138-166.

Wang, X. e Z. Ji (unspecified), “Bank Failure Prediction: Empirical Evidence from US & UK Banks — Impact of Derivatives and Other Balance Sheet Items’, [https://mediacast.blob.core.windows.net/production/Faculty/StoweConsubmissions/swfa2014 submission 22\\$.pdf](https://mediacast.blob.core.windows.net/production/Faculty/StoweConsubmissions/swfa2014%20submission%2022.pdf), accessed on September 5, 2015.

Köhler, M. (2015), “Which banks are more risky? The impact of business model on bank stability”, *Journal of Financial Stability*, pp. 195–212.